



Evolusi Corner Detection dalam Computer Vision: Analisis Komprehensif Metode Klasik dan Deep Learning

Airlangga Putra Haryanto^{1*}, Bayu Reviyadi²

^{1,2}Department of Informatics, Universitas Majalengka, Indonesia

Email author: airlanggaharyanto11@gmail.com¹, bayureviyadi@gmail.com²

Article Info

Article history:

Received July 9, 2026

Revised July 11, 2026

Accepted July 13, 2026

Available July 14, 2026

Published July 30, 2026

Keywords:

Corner Detection,
Computer Vision,
Image Processing,
Deep Learning,
Systematic Literature Review.

ABSTRACT

Corner detection merupakan salah satu teknik penting dalam computer vision yang digunakan untuk mendeteksi titik-titik penting pada citra dan mendukung berbagai aplikasi seperti object detection, image registration, image matching, dan medical imaging. Seiring berkembangnya teknologi, berbagai metode corner detection telah dikembangkan mulai dari pendekatan konvensional seperti Harris Corner Detector hingga metode berbasis deep learning. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perkembangan metode corner detection, mengevaluasi kinerja metode yang digunakan, mengidentifikasi dataset yang digunakan, membandingkan kelebihan dan kekurangan metode konvensional dan deep learning, serta mengidentifikasi tren penelitian terkini. Penelitian dilakukan menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA). Proses pencarian literatur menghasilkan 241 artikel dari berbagai database ilmiah. Setelah melalui proses screening dan evaluasi kelayakan, diperoleh 23 artikel yang digunakan sebagai sumber utama sintesis penelitian dan 118 artikel relevan yang digunakan untuk analisis tren dan pemetaan penelitian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dan pendekatan hybrid mendominasi penelitian terkini karena mampu memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. Selain itu, penerapan corner detection semakin luas pada bidang remote sensing, UAV, dan medical imaging. Temuan ini menunjukkan bahwa penelitian corner detection berkembang menuju pendekatan yang lebih adaptif, akurat, dan robust terhadap berbagai kondisi citra.

Corresponding Author:

Airlangga Putra Haryanto,
Universitas Majalengka
Jl. Majapahit No. 605 Semarang
Email: airlanggaharyanto11@gmail.com



1. INTRODUCTION

Computer vision merupakan salah satu bidang penelitian yang berkembang pesat dalam beberapa dekade terakhir. Teknologi ini memungkinkan komputer untuk memperoleh, memproses, dan memahami informasi dari citra maupun video sehingga dapat digunakan dalam berbagai aplikasi seperti

object detection, image matching, image registration, medical imaging, dan remote sensing [2], [3], [4], [6], [11], [14], [16], [23].

Salah satu komponen penting dalam computer vision adalah proses ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari suatu citra. Corner detection merupakan teknik yang digunakan untuk mendeteksi titik-titik sudut (corner points) yang memiliki perubahan intensitas signifikan pada dua arah yang berbeda. Titik sudut dianggap sebagai fitur penting karena memiliki tingkat keunikan yang tinggi dan relatif stabil terhadap berbagai transformasi citra [4], [13], [18], [19].

Berbagai metode corner detection telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan terhadap perubahan kondisi citra. Metode konvensional seperti Harris Corner Detector banyak digunakan karena memiliki kompleksitas komputasi yang rendah dan implementasi yang sederhana [4], [18], [19]. Namun, metode tersebut memiliki keterbatasan dalam menghadapi kondisi citra yang kompleks seperti noise, perubahan pencahayaan, dan transformasi geometris. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dikembangkan metode berbasis fitur lokal seperti Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) dan Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) [2], [5], serta metode berbasis deep learning yang mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dari data citra [7], [8], [12], [13], [21], [22], [24].

Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan terkait corner detection, masih diperlukan kajian komprehensif yang mampu mengidentifikasi metode yang digunakan, mengevaluasi performa metode, membandingkan pendekatan konvensional dan deep learning, serta mengidentifikasi tren penelitian terkini. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) untuk menganalisis perkembangan penelitian corner detection secara sistematis [1].

Penelitian ini dirancang untuk menjawab beberapa pertanyaan penelitian berikut:

RQ1: Metode apa saja yang digunakan dalam pengembangan teknik corner detection pada computer vision?

RQ2: Bagaimana kinerja metode corner detection berdasarkan hasil evaluasi yang dilaporkan dalam literatur?

RQ3: Dataset apa yang digunakan dalam pengujian metode corner detection?

RQ4: Bagaimana perbandingan keunggulan dan kelemahan antara metode konvensional dan metode berbasis deep learning?

RQ5: Bagaimana arah dan tren penelitian corner detection berdasarkan publikasi ilmiah terkini?

2. METHOD

2.1 Research Design

Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis penelitian yang berkaitan dengan corner detection pada bidang computer vision. Pendekatan yang digunakan adalah Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) yang terdiri atas tahapan identification, screening, eligibility, dan included [1].

2.2 Search Strategy

Proses pencarian literatur dilakukan melalui database ilmiah menggunakan kata kunci "Corner Detection", "Feature Detection", "Computer Vision", "Image Processing", dan "Deep Learning". Seluruh artikel yang diperoleh diekspor ke format CSV dan dilakukan proses seleksi secara sistematis.

2.3 Inclusion and Exclusion Criteria

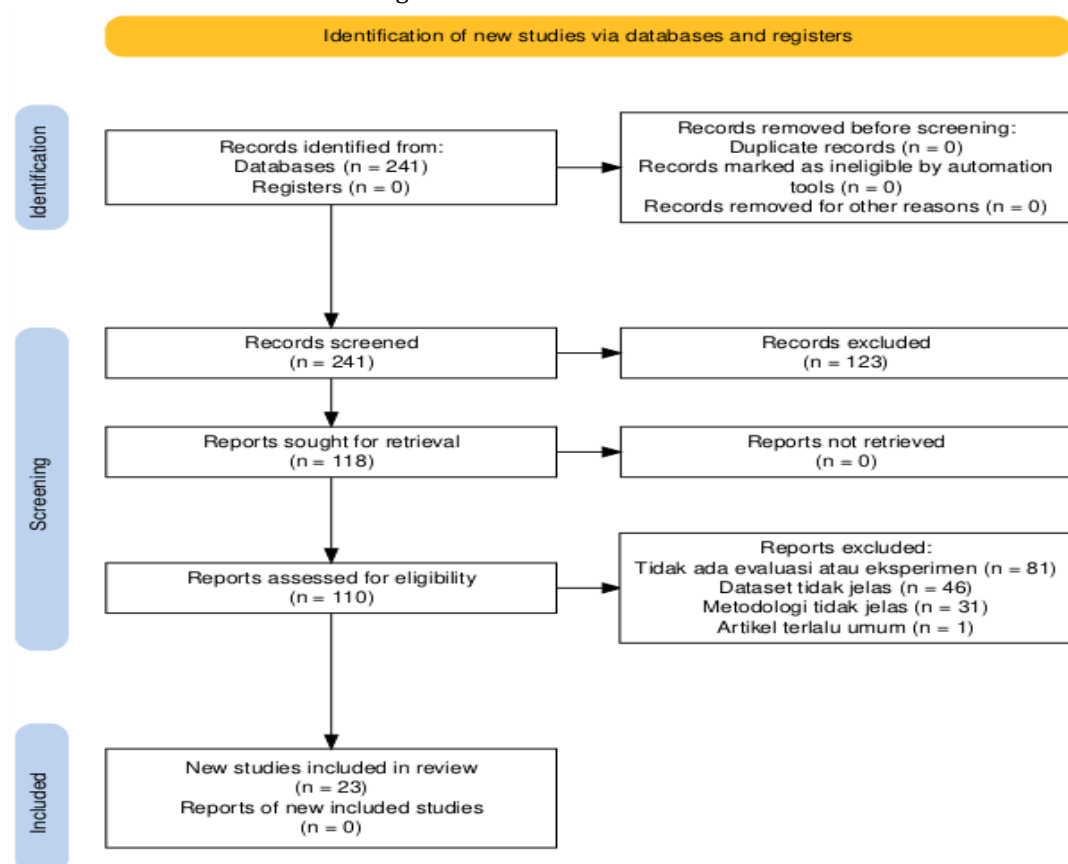
Tabel 1 Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria Inklusi	Kriteria Eksklusi
Artikel membahas corner detection	Tidak relevan dengan corner detection
Bidang computer vision atau image processing	Bidang penelitian di luar computer vision
Artikel jurnal atau conference	Artikel non-ilmiah
Memiliki abstrak yang jelas	Tidak memiliki abstrak yang jelas
Menjelaskan metode dan evaluasi	Tidak menjelaskan metode secara rinci

2.4 PRISMA Process

Proses seleksi artikel dilakukan menggunakan pendekatan PRISMA [1]. Sebanyak 241 artikel diperoleh dari database ilmiah. Setelah dilakukan pemeriksaan duplikasi, tidak ditemukan artikel duplikat sehingga seluruh artikel dilanjutkan ke tahap screening. Berdasarkan analisis judul dan abstrak diperoleh 118 artikel yang relevan dengan topik penelitian. Selanjutnya dilakukan evaluasi full-text menggunakan kriteria inklusi dan eksklusi sehingga diperoleh 23 artikel yang memenuhi seluruh persyaratan dan digunakan sebagai sumber utama sintesis penelitian.

Gambar 1. Diagram Alur Seleksi Literatur Berdasarkan PRISMA



Berdasarkan Gambar 1, proses seleksi literatur dilakukan melalui empat tahapan utama yaitu identification, screening, eligibility, dan included [1]. Dari total 241 artikel yang berhasil diidentifikasi, sebanyak 118 artikel dinyatakan relevan setelah proses screening, dan 23 artikel akhirnya memenuhi seluruh kriteria inklusi untuk dianalisis lebih lanjut.

Tabel 2 Hasil Seleksi Literatur Berdasarkan PRISMA

Tahap	Jumlah
Records identified from databases	241
Duplicate records removed	0
Records screened	241
Records excluded	123
Reports sought for retrieval	118
Reports assessed for eligibility	118
Reports excluded	95
Studies included in review	23

2.5 Data Extraction

Data yang diekstraksi meliputi judul artikel, nama penulis, tahun publikasi, metode yang digunakan, dataset, domain aplikasi, hasil evaluasi, serta kontribusi penelitian.

Tabel 3. Ringkasan Studi yang Dianalisis

ID	Tahun	Metode		Kategori	Domain	Kontribusi Utama
P1	2025	SIFT Feature Matching		Classical	Image Matching/Registration	Fusi citra dan deteksi target
P2	2022	CNN-Based Extraction	Building	Deep Learning	Remote Sensing/UAV	Ekstraksi bangunan dari citra resolusi tinggi
P3	2022	Markerless Alignment	Image	Hybrid	Computer Vision	Registrasi citra tanpa marker
P4	2022	Improved ORB		Classical	Agriculture	Identifikasi penyakit daun tembakau
P5	2023	SIFT-Based Matching	Ship	Classical	Remote Sensing/UAV	Pencocokan kapal pada citra satelit
P6	2023	ECFRNet		Deep Learning	Image Matching/Registration	Representasi fitur sudut berbasis CNN
P7	2025	Improved YOLOv8		Deep Learning	Remote Sensing/UAV	Deteksi target pesawat pada citra SAR
P8	2025	GMM + Corner Detection		Hybrid	Agriculture	Identifikasi hama mangga

P9	2023	Rotated Bounding Box Detection	Hybrid	Transportation	Deteksi slot parkir
P10	2026	Deep Feature Matching	Deep Learning	Remote Sensing/UAV	Registrasi satelit citra multi-resolusi
P11	2025	Corner Classification	Defect Deep Learning	Computer Vision	Klasifikasi cacat sudut objek
P12	2024	Event-Based Detection	Corner Event Vision	Event Camera	Corner detection pada event camera
P13	2023	CNN License Plate Detection	Deep Learning	Transportation	Deteksi plat nomor kendaraan
P14	2023	Harris-Based Matching	Classical	Image Matching/Registration	Segmentasi dan pencocokan citra
P15	2022	Harris-Based Segmentation	Classical	Medical Imaging	Segmentasi vertebra MRI
P16	2025	Graph-Based Detection	Tumor Classical	Medical Imaging	Deteksi tumor pankreas
P17	2022	luvHarris	Classical	Computer Vision	Corner detector untuk event camera
P18	2022	HarrisZ+	Classical	Image Matching/Registration	Seleksi corner yang lebih stabil
P19	2025	Harris-Based Reconstruction	3D Classical	Computer Vision	Penghapusan titik kesalahan rekonstruksi 3D
P20	2024	SOD-YOLOv8	Hybrid	Remote Sensing/UAV	Deteksi objek kecil pada citra udara
P21	2024	HRFPN EfficientVMamba	+ Deep Learning	Remote Sensing/UAV	Deteksi objek kecil UAV
P22	2022	Runway Network	Detection Deep Learning	Remote Sensing/UAV	Deteksi landasan UAV
P23	2025	MobileViT-Based Diagnosis	Deep Learning	Medical Imaging	Diagnosis kanker pankreas

3. RESULT AND ANALYSIS

3.1 PRISMA Results

Berdasarkan proses SLR menggunakan PRISMA, diperoleh 23 artikel yang memenuhi seluruh kriteria inklusi dan digunakan sebagai sumber utama sintesis penelitian. Selain itu, 118 artikel yang lolos tahap screening juga dimanfaatkan untuk memperoleh gambaran yang lebih luas mengenai distribusi metode, domain aplikasi, perkembangan publikasi, dan tren penelitian corner detection. Pendekatan ini memungkinkan penelitian memberikan sintesis yang lebih komprehensif tanpa mengabaikan prinsip seleksi sistematis yang ditetapkan oleh PRISMA.

Tabel 4. Pemetaan Artikel terhadap Research Questions

ID	RQ1	RQ2	RQ3	RQ4	RQ5
P1	✓	✓	✓	✓	
P2	✓	✓	✓	✓	✓

P3	✓	✓	✓	✓	
P4	✓	✓	✓	✓	
P5	✓	✓	✓	✓	✓
P6	✓	✓	✓	✓	✓
P7	✓	✓	✓	✓	✓
P8	✓	✓	✓	✓	
P9	✓	✓	✓		✓
P10	✓	✓	✓	✓	✓
P11	✓	✓	✓	✓	✓
P12	✓	✓	✓	✓	✓
P13	✓	✓	✓	✓	✓
P14	✓	✓	✓	✓	
P15	✓	✓	✓		
P16	✓	✓	✓		✓
P17	✓	✓	✓	✓	✓
P18	✓	✓	✓	✓	
P19	✓	✓	✓		✓
P20	✓	✓	✓	✓	✓
P21	✓	✓	✓	✓	✓
P22	✓	✓	✓	✓	✓
P23	✓	✓	✓	✓	✓

Berdasarkan Tabel 4, seluruh artikel yang diinklusi berkontribusi terhadap identifikasi metode corner detection (RQ1), evaluasi performa metode (RQ2), dan penggunaan dataset atau domain aplikasi (RQ3). Sebanyak 18 artikel juga memberikan informasi yang dapat digunakan untuk membandingkan karakteristik metode konvensional dan deep learning (RQ4). Selain itu, 13 artikel merepresentasikan perkembangan penelitian terkini seperti deep learning, event camera, UAV, remote sensing, dan object detection sehingga digunakan untuk menganalisis tren penelitian corner detection (RQ5). Pemetaan ini memastikan bahwa seluruh research question dijawab berdasarkan bukti yang berasal dari literatur yang telah lolos tahap eligibility.

Statistik Mapping Distribusi Artikel terhadap RQ

RQ	Jumlah Artikel
RQ1	23
RQ2	23
RQ3	23
RQ4	18
RQ5	13

3.2 Analisis Metode Corner Detection (RQ1)

Berdasarkan analisis terhadap 118 artikel yang relevan, metode corner detection dapat dikelompokkan menjadi empat kategori utama, yaitu metode konvensional, metode berbasis fitur lokal, metode berbasis deep learning, dan metode hybrid.

Metode konvensional masih didominasi oleh Harris Corner Detector dan variasinya. Metode berbasis fitur lokal seperti SIFT dan ORB banyak digunakan karena memiliki kemampuan yang baik terhadap perubahan skala dan rotasi. Sementara itu, metode berbasis deep learning menjadi kategori yang paling dominan karena mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dan memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. Selain itu, ditemukan peningkatan penggunaan metode hybrid yang menggabungkan pendekatan klasik dan deep learning.

Tabel 5. Distribusi Metode Corner Detection pada Literatur yang Ditinjau

Kategori Metode	Jumlah Artikel	Persentase (%)
CNN dan Variasinya	42	35.59
Harris dan Variasinya	26	22.03
ORB	15	12.71
SIFT	12	10.17
YOLO-Based	8	6.78
Hybrid Methods	10	8.47
Metode Lain	5	4.25
Total	118	100

Berdasarkan Tabel 5, metode berbasis CNN mendominasi penelitian corner detection dengan persentase 35,59%. Dominasi ini menunjukkan bahwa pendekatan deep learning semakin banyak digunakan karena mampu meningkatkan akurasi deteksi fitur dibandingkan metode konvensional seperti Harris, SIFT, maupun ORB.

3.3 Analisis Performa Metode (RQ2)

Analisis performa dilakukan berdasarkan 23 artikel yang lolos tahap eligibility karena artikel-artikel tersebut menyediakan hasil eksperimen dan evaluasi yang lengkap.

Hasil kajian menunjukkan bahwa metode berbasis deep learning memberikan performa terbaik dalam sebagian besar penelitian. CNN mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode Harris maupun metode berbasis fitur lokal. Namun demikian, metode konvensional masih memiliki keunggulan pada kebutuhan komputasi rendah dan aplikasi real-time.

Tabel 6. Ringkasan Hasil Evaluasi Metode pada 23 Artikel Included

Kategori Metode	Akurasi	Ketahanan Noise	Efisiensi Komputasi
Harris	Sedang	Sedang	Tinggi
SIFT	Tinggi	Tinggi	Sedang
ORB	Tinggi	Sedang	Tinggi
CNN	Sangat Tinggi	Sangat Tinggi	Sedang
Hybrid	Sangat Tinggi	Tinggi	Sedang

3.4 Analisis Dataset yang Digunakan (RQ3)

Berdasarkan 118 artikel yang relevan, penelitian corner detection memanfaatkan berbagai jenis dataset yang berasal dari domain remote sensing, UAV, medical imaging, transportation systems, industrial inspection, visual SLAM, serta general computer vision. Variasi dataset yang digunakan menunjukkan bahwa corner detection telah berkembang menjadi komponen penting dalam berbagai sistem berbasis pengolahan citra dan kecerdasan buatan.

Tabel 7. Distribusi Domain Dataset yang Digunakan

Domain Aplikasi	Jumlah Artikel	Persentase (%)
Remote Sensing	28	23.73
Computer Vision Umum	24	20.34
Medical Imaging	18	15.25
UAV	15	12.71
Transportation	12	10.17
Visual SLAM	11	9.32
Agriculture	6	5.08
Tracking & Monitoring	4	3.39
Total	118	100

3.5 Perbandingan Metode Konvensional dan Deep Learning (RQ4)

Perbandingan dilakukan berdasarkan 23 artikel yang menyediakan hasil evaluasi yang lengkap.

Metode konvensional seperti Harris memiliki keunggulan dalam hal efisiensi komputasi dan kemudahan implementasi. Sebaliknya, metode deep learning menawarkan akurasi yang lebih tinggi dan ketahanan yang lebih baik terhadap noise, perubahan pencahayaan, dan variasi geometris. Namun demikian, metode deep learning membutuhkan dataset yang lebih besar dan sumber daya komputasi yang lebih tinggi.

Tabel 8. Perbandingan Karakteristik Metode Konvensional dan Deep Learning

Aspek Evaluasi	Metode Konvensional (Harris, SIFT, ORB)	Metode Deep Learning (CNN, YOLO, ECFRNet)
Akurasi Deteksi	Sedang–Tinggi	Tinggi–Sangat Tinggi
Ketahanan terhadap Noise	Sedang	Tinggi
Ketahanan terhadap Perubahan Pencahayaan	Sedang	Tinggi
Ketahanan terhadap Rotasi dan Skala	Tinggi (SIFT, ORB)	Sangat Tinggi
Kebutuhan Dataset	Rendah	Tinggi
Kebutuhan Komputasi	Rendah	Tinggi
Waktu Pelatihan	Tidak diperlukan	Tinggi
Implementasi Real-Time	Sangat Baik	Baik
Interpretabilitas	Tinggi	Rendah
Kemampuan Generalisasi	Terbatas	Lebih Baik
Kompleksitas Implementasi	Rendah	Tinggi
Tren Penggunaan 2022–2026	Menurun	Meningkat

Berdasarkan hasil sintesis dari 23 artikel yang lolos tahap eligibility, metode konvensional seperti Harris, SIFT, dan ORB masih banyak digunakan karena memiliki kompleksitas komputasi yang rendah serta mudah diimplementasikan pada sistem real-time [3], [4], [5], [18], [19]. Metode tersebut juga tidak memerlukan proses pelatihan maupun dataset dalam jumlah besar.

Di sisi lain, metode berbasis deep learning seperti CNN, YOLO, dan ECFRNet menunjukkan performa yang lebih baik dalam berbagai skenario pengujian. Metode deep learning mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi serta memiliki ketahanan yang lebih baik terhadap noise, perubahan pencahayaan, dan variasi geometris citra. Namun, peningkatan performa tersebut diperoleh dengan konsekuensi kebutuhan dataset yang lebih besar, waktu pelatihan yang lebih lama, dan kebutuhan sumber daya komputasi yang lebih tinggi.

Hasil analisis juga menunjukkan adanya peningkatan penggunaan pendekatan hybrid yang mengombinasikan metode konvensional dengan deep learning untuk memperoleh keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi deteksi. Temuan ini mengindikasikan bahwa penelitian corner detection saat ini bergerak menuju pendekatan yang lebih adaptif dan mampu menangani berbagai kondisi citra yang kompleks.

3.6 Tren Penelitian Corner Detection (RQ5)

Analisis terhadap 118 artikel menunjukkan bahwa penelitian corner detection mengalami perkembangan yang signifikan pada periode 2022–2026.

Beberapa tren utama yang ditemukan meliputi:

- 1) Dominasi penggunaan CNN dan deep learning.
- 2) Integrasi corner detection dengan object detection dan visual tracking.
- 3) Peningkatan aplikasi pada remote sensing dan UAV.
- 4) Pengembangan metode berbasis event camera.
- 5) Pemanfaatan corner detection pada medical imaging dan visual SLAM.

- 6) Meningkatnya penelitian mengenai robust corner detection pada kondisi noise tinggi dan pencahayaan yang tidak stabil.

Tahun	Jumlah Artikel	Persentase (%)
2022	18	15.25
2023	22	18.64
2024	27	22.88
2025	31	26.27
2026	20	16.95
Total	118	100

3.7 Sintesis Temuan dan Implikasi Penelitian

Berdasarkan hasil analisis diperoleh tiga temuan utama. Pertama, metode konvensional dan deep learning masih digunakan secara berdampingan sesuai kebutuhan aplikasi. Kedua, variasi dataset yang digunakan menyebabkan belum adanya standar evaluasi yang dapat diterapkan secara universal pada seluruh domain aplikasi. Ketiga, munculnya platform baru seperti event camera, visual SLAM, dan multimodal sensing membuka peluang penelitian baru dalam pengembangan metode corner detection yang lebih adaptif. Secara keseluruhan, penelitian corner detection menunjukkan pergeseran dari pendekatan berbasis fitur manual menuju pendekatan pembelajaran otomatis yang lebih fleksibel dan akurat.

4. CONCLUSION

Penelitian ini telah melakukan Systematic Literature Review mengenai perkembangan metode corner detection pada bidang computer vision menggunakan pendekatan PRISMA. Proses seleksi menghasilkan 23 artikel yang digunakan sebagai sumber utama sintesis penelitian dan 118 artikel relevan yang digunakan untuk analisis tren dan pemetaan penelitian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode corner detection berkembang dari pendekatan konvensional menuju pendekatan berbasis deep learning dan hybrid. Metode CNN menjadi pendekatan yang paling dominan karena mampu memberikan akurasi yang lebih tinggi dan ketahanan yang lebih baik terhadap variasi kondisi citra [2], [7], [8], [10], [11], [12], [13], [21], [22], [23], [24]. Selain itu, penggunaan corner detection semakin luas pada bidang remote sensing, UAV, medical imaging, visual SLAM, dan object detection [2], [3], [6], [11], [13], [14], [16], [21], [22], [23], [24]. Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada pengembangan metode hybrid yang lebih efisien, optimalisasi deep learning untuk kebutuhan real-time, serta pemanfaatan dataset yang lebih beragam guna meningkatkan kemampuan generalisasi sistem corner detection.

ACKNOWLEDGEMENTS

Jika tidak ada sponsor atau hibah penelitian, cukup gunakan:
Acknowledgements
Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi selama proses penelitian dan penyusunan artikel ini.

REFERENCES

- [1] J. Yang, W. Yan, S. Yuan, Y. Yu, Z. Mao, and R. Chen, "Image Fusion and Target Detection Based on Dual ResNet for Power Sensing Equipment," *Sensors*, vol. 25, no. 9, p. 2858, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/s25092858>.
- [2] Z. He, H. He, J. Li, M. A. Chapman, and H. Ding, "A SHORT-CUT CONNECTIONS-BASED NEURAL NETWORK FOR BUILDING EXTRACTION FROM HIGH RESOLUTION ORTHOIMAGERY," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLIII-B1-2022, pp. 39-44, 2022, doi: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B1-2022-39-2022>.
- [3] K. Suzuki, T. Inoue, T. Nagata, M. Kasai, T. Nonomura, and Y. Matsuda, "Markerless Image Alignment Method for Pressure-Sensitive Paint Image," *Sensors*, vol. 22, no. 2, p. 453, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/s22020453>.
- [4] M. Xu, L. Li, L. Cheng, H. Zhao, J. Wu, X. Wang, et al., "Tobacco Leaves Disease Identification and Spot Segmentation Based on the Improved ORB Algorithm," *Scientific Programming*, vol. 2022, pp. 1-12, 2022, doi: <https://doi.org/10.1155/2022/4285045>.
- [5] L. Li, G. Cao, J. Liu, and X. Cai, "Remote Sensing Image Ship Matching Utilising Line Features for Resource-Limited Satellites," *Sensors*, vol. 23, no. 23, p. 9479, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/s23239479>.
- [6] J. Jing, C. Liu, W. Zhang, Y. Gao, and C. Sun, "ECFRNet: Effective corner feature representations network for image corner detection," *Expert Systems with Applications*, vol. 211, p. 118673, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118673>.
- [7] X. Wang, W. Hong, Y. Liu, G. Yan, D. Hu, and Q. Jing, "Improved YOLOv8 Network of Aircraft Target Recognition Based on Synthetic Aperture Radar Imaging Feature," *Sensors*, vol. 25, no. 10, p. 3231, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/s25103231>.
- [8] D. L. Pansy, and M. Murali, "An Accurate Mango Pest Identification Employing the Gaussian Mixture Model and Expectation-Maximization (EM) Algorithm," *Journal of Computer Science*, vol. 21, no. 1, pp. 52-70, 2025, doi: <https://doi.org/10.3844/jcssp.2025.52.70>.
- [9] S. Zhang, S. Wei, S. Zhang, S. Xu, W. Xu, and Y. Zhao, "Rethinking Parking Slot Detection with Rotated Bounding Box," *ACM Multimedia Asia 2023*, pp. 1-7, 2023, doi: <https://doi.org/10.1145/3595916.3626436>.
- [10] Y. Im, and Y. Lee, "Robust Multi-Resolution Satellite Image Registration Using Deep Feature Matching and Super Resolution Techniques," *Applied Sciences*, vol. 16, no. 2, p. 1113, 2026, doi: <https://doi.org/10.3390/app16021113>.
- [11] L. Nahar, M. S. Islam, M. Awrangjeb, and R. Verhoeve, "Automated corner grading of trading cards: Defect identification and confidence calibration through deep learning," *Computers in Industry*, vol. 164, p. 104187, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2024.104187>.
- [12] N. Zhang, S. Han, X. Chen, H. Chen, L. Tan, and Y. Y. Chung, "Event Vision-based Corner Detection with Count-normalized Multi-Layer Perceptron and Throughput Indicator," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 118, p. 109432, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109432>.
- [13] W. Jia, and M. Xie, "An Efficient License Plate Detection Approach With Deep Convolutional Neural Networks in Unconstrained Scenarios," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 85626-85639, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3301122>.
- [14] Y. Su, and Y. Djenouri, "High-Precision Matching Algorithm for Multi-Image Segmentation of Micro Animation Videos in Mobile Network Environment," *Mobile Networks and Applications*, vol. 28, no. 5, pp. 1662-1672, 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s11036-023-02278-5>.
- [15] M. Mushtaq, M. U. Akram, N. S. Alghamdi, J. Fatima, and R. F. Masood, "Localization and Edge-Based Segmentation of Lumbar Spine Vertebrae to Identify the Deformities Using Deep Learning Models," *Sensors*, vol. 22, no. 4, p. 1547, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/s22041547>.
- [16] Y. Alaca, and Ö. F. Akmeşe, "Pancreatic Tumor Detection From CT Images Converted to Graphs Using Whale Optimization and Classification Algorithms With Transfer Learning," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 35, no. 2, 2025, doi: <https://doi.org/10.1002/ima.70040>.

- [17] A. Glover, A. Dinale, L. D. S. Rosa, S. Bamford, and C. Bartolozzi, "IuvHarris: A Practical Corner Detector for Event-Cameras," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 44, no. 12, pp. 10087-10098, 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3135635>.
- [18] F. Bellavia, and D. Mishkin, "HarrisZ+: Harris corner selection for next-gen image matching pipelines," *Pattern Recognition Letters*, vol. 158, pp. 141-147, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.04.022>.
- [19] M. Ma, and Y. Hou, "Research on Error Point Deletion Technique in Three-Dimensional Reconstruction of ISAR Sequence Images," *Sensors*, vol. 25, no. 6, p. 1689, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/s25061689>.
- [20] B. Khalili, and A. W. Smyth, "SOD-YOLOv8-Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes," *Sensors*, vol. 24, no. 19, p. 6209, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/s24196209>.
- [21] S. Wu, X. Lu, C. Guo, and H. Guo, "Accurate UAV Small Object Detection Based on HRFPN and EffcientVMamba," *Sensors*, vol. 24, no. 15, p. 4966, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/s24154966>.
- [22] N. Ma, X. Weng, Y. Cao, and L. Wu, "Monocular-Vision-Based Precise Runway Detection Applied to State Estimation for Carrier-Based UAV Landing," *Sensors*, vol. 22, no. 21, p. 8385, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/s22218385>.
- [23] Y. Alaca, "Machine learning via DARTS-Optimized MobileViT models for pancreatic Cancer diagnosis with graph-based deep learning," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, vol. 25, no. 1, p. 81, 2025, doi: <https://doi.org/10.1186/s12911-025-02923-x>.
- [24] N. R. Haddaway, M. J. Page, C. C. Pritchard, and L. A. McGuinness, "PRISMA2020: An R package and Shiny app for producing PRISMA 2020-compliant flow diagrams, with interactivity for optimised digital transparency and Open Synthesis," *Campbell Systematic Reviews*, vol. 18, 2022, doi: <https://doi.org/10.1002/cl2.1230>.